基于贝叶斯网络的个体隐性知识测度方法研究 *

陈友玲，张岳园†，凌　磊，高　然

(重庆大学 机械传动国家重点实验室，重庆 400044)

摘　要：隐性知识是企业创新力和竞争力的源泉，因此对其进行合理地表达、转换、分享和测度，将会为企业带来无形却巨大的经济效益。基于此，提出基于贝叶斯网络的个体隐性知识测度方法。构建了包括特定情境的设定和分析，贝叶斯网络拓扑结构的构建、节点概率的参数学习，贝叶斯网络的概率推理、排序和解释及其模型的有效性测试等在内的个体隐性知识测度模型。最后，以L企业研发部的招聘活动为例进行算例分析。结果表明该算例模型的有效性约为75%～80%，验证了所提方法对隐性知识的客观量化测度具有较好可行性和有效性。

关键词：隐性知识；测度方法；贝叶斯网络；个体

中图分类号：TP391　　doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2017.12.0799

Research on individual tacit knowledge measurement method based on Bayesian network

Chen Youling, Zhang Yueyuan†, Ling Lei, Gao Ran

(*The State Key Laboratory of mechanical Transmission*, *Chongqing University*, *Chongqing* 400044, *China*)

Abstract: Tacit knowledge is the source of innovation and competitiveness of enterprises, so the reasonable expression, transformation, sharing and measurement of it will bring intangible economic benefits to enterprises. Therefore, this paper proposed a method for measuring the individual tacit knowledge based on Bayesian network(BN) . Construction of tacit knowledge measure model include: set and analysis of specific situations, Bayes's construction of network topology, network node parameter learning Bayes probability, probability inference, sorting and interpretation of the BN, the validity of the model test. Finally, taking L-company's R&D department as an example, the results show that the validity of the model is 75%~80%, which validates the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: tacit knowledge; measurement method; Bayesian network; individual

0　引言

当人们普遍意识到知识在经济增长中的作用，隐性知识的价值更是不可估量，这种隐性知识对个体的依附性强，难以形式化、转移和共享，它所表现出的重要性成为了企业保持创新能力和竞争力的重要资本[1]。

现如今问卷量表和算法这两种形式是主要的隐性知识的测度方法[2]。Wagner[3]为了测度个人隐性知识水平的高低，通过问卷的方法设计开发了“管理人员隐性知识量表”(TKIM)。以问卷量表是隐性知识测度方法的主流方法，而大多数方法均通过针对性地对管理人员隐性知识量（TKIM）进行改进和补充，仍采用问卷量表获取隐性知识，如 Leonard 等人[4]的隐性知识量表、Ryan 等人[5]的软件开发团队隐性知识量表（TTKM）、Cianciolo 等人[6]针对学生实践能力验证新的隐性知识量表的有效性等。以算法为主的知识测度方法，主要通过整合计算各指标值及其权重值得以实现。如 Grigorenko 等人[7]采用距离平方法研究教师隐性知识的水平；Lubit[8]运用模糊概念，构造员工隐性知识的模糊综合评判模型，识别的员工隐性知识。马伟群等人[9]在知识能力特性的基础上提出了个体知识能力的模糊测评方法。单伟等人[10]根据物元理论建立企业隐性知识管理绩效评价物元模型，为企业隐性知识管理活动提供决策依据。这些已有方法仍存在诸多不足，以发放问卷形式对隐性知识进行调查、测量或评价的方法都较大的主观因素。为了消除测试结果中因测试者而产生的主观性，更多地考虑使用科学的统计学方法来削减主观性的影响，如使用 AHP 法[11]、ANP 法[12]等计算指标权重，但另一方面也加重了对专家知识和专家主观赋值的依赖性。

基于以上方法的不足，本文引入一种概率性的测度方法来解决隐性知识中的不确定性问题。采用贝叶斯网络方法间接地通过主体的外在表现来测度其具有的隐性知识，可避免问卷量

收稿日期：2017-12-09；**修回日期：**2018-01-26　**基金项目：**国家自然科学基金资助项目（71271224）

作者简介：陈友玲（1964-），女，重庆人，教授，博导，主要研究方向为基础工业工程、生产管理；张岳园（1991-），女（通信作者），湖南益阳人，硕士研究生，主要研究方向为知识管理、新产品开发等（zhangyueyuan0907@163.com）；凌磊（1992-），男，安徽黄山人，硕士研究生，主要研究方向为管理科学、云制造、供应链等；高然（1993-），男，河南南阳人，硕士研究生，主要研究方向为知识管理、供应链管理等.

表和统计学方法中专家干预、个体主观性影响等因素。从隐性知识所表露的外部特征着手，将个体使用的隐性知识的外在表现作为网络结构的子节点，隐性知识作为其父节点，通过概率推理得到父节点所代表的硬性知识概率。贝叶斯网络的概率参数学习是一个动态的学习过程，参数可以随着当下的训练样本集的改变而改变，样本容量越大，训练所得的概率参数就越反映实际情况，对隐性知识的测度也就更加准确。最后，该方法还在于其本身网络结构的扩展性、易缩减性和易调整性，具有更强的适应性，更能体现和表达特定问题的因果关系。

据此本文提出了一种基于贝叶斯网络的个体隐性知识测度方法。首先，详细介绍基于贝叶斯网络的隐性知识测度模型如何构建，包括贝叶斯网络的拓扑结构构建和贝叶斯网络节点概率参数学习，以及隐性知识测度模型的概率推理、排序及解释和有效性测试与模型的学习更新；其次，在构建的贝叶斯网络拓扑结构的基础上，设计隐性知识测度模型的特定情境任务；最后，以 L 企业研发部的招聘活动为例进行算例分析，验证该模型的可行性和有效性。

1 隐性知识测度模型的情境任务设计

波兰尼指出隐性知识是难以进行交流与形式化，在特定情境下表现出的个人知识[1]。Drucker[13]认为隐性知识如同某类技能，只能被演示证明自身的存在。基于此思想，在特定情境下监测隐性知识所表现出的直接观测信息，并通过贝叶斯网络方法的概率推理来对该隐性知识进行推测和度量。

为使测试者能够充分表现出隐性知识的活动表现来证明其具备某一项或几项隐性知识，由此假设存在一个具有特定测试情境的智能空间（内置所需要的所有传感器）[14]，参与的测试者提前了解其应当完成的任务，且此任务的设计须合理地控制任务难易程度，令测试者能充分发挥其拥有的隐性知识，以便智能空间能够完整、全面地收集所需测试数据，为进一步的隐性知识测度过程做好准备。任务设计内容包括设计测试场景；设计子任务；设计过渡任务；设计主任务；系统整理各级任务。隐性知识测度模型的任务设计环节结束后即可着手布置测试环境，即设置多种传感器设备的智能空间，以获取测试者的各项指标数据集，为贝叶斯网络 ab 点的概率参数学习环节打好基础。

2 基于贝叶斯网络的隐性知识测度模型的构建

在利用贝叶斯网络算法来进行隐性知识的推理时，由于多种未知因素，如利用先验知识构建贝叶斯网络结构、样本数据的缺失情况、样本的容量大小等[15]，需要不断循环和完善隐性知识测度模型的构建、推理，最终使得隐性知识测度模型能够尽可能准确地反映客观现实，推测测试者所具有的隐性知识类别和程度。在此基础上，提出一种基于贝叶斯网络的隐性知识测度模型的构建方法，如图 1 所示。基于贝叶斯网络的隐性知识测度模型的构建主要包括贝叶斯网络拓扑结构和确定贝叶斯网络节点的概率两大内容。

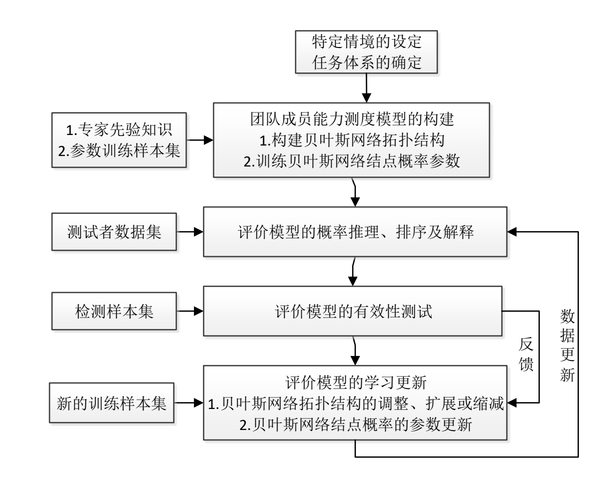


图 1 隐性知识测度模型的构建方法

2.1 构建隐性知识的贝叶斯网络拓扑结构

为了构建反映客观事实的贝叶斯网络拓扑结构，需要进行反复的循环和不断的完善。具体步骤如下：

a)确定所有待识别的隐性知识种类，分别用 T_i 表示（其中 $i=1,2,\dots,N$ ）；

b)确定与所有种类的隐性知识相关的特征变量种类，分别用 V_j 表示（其中 $j=1,2,\dots,M$ ）；

c)确定每个特征变量 V_j 的取值和状态空间数，每个取值分别对应一个直接监测到的原始信息,其中对每一个 $V_j \in \boldsymbol{V}$ 都有一个条件分布族 $P(V_j\,|\,\mathrm{Pa}(V_j))$ ，由此联合概率分布可表示为 $P(V_1,V_2,\dots,V_M)=\prod_{j=1}^{M}P(V_j\,|\,\mathrm{Pa}(V_j))$；

d)分析每个特征变量 V_j 之间及其与每种隐性知识 T_i 之间的因果依赖关系，进行条件独立性分析；

e)完成贝叶斯网络的有向无环图结构，即该隐性知识测度模型的贝叶斯网络拓扑结构，如图 2 所示。

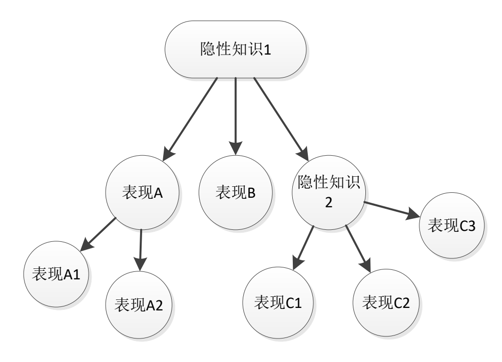


图 2 隐性知识的贝叶斯网络拓扑结构

构建完成隐性知识的贝叶斯网络拓扑结构后，就可以将个体测试者带入设定的智能空间当中，从而获取到一系列特定的直接信息组成的训练样本数据集来进行网络节点的概率分布学习。

2.2 贝叶斯网络节点参数的学习

贝叶斯网络参数学习是通过样本数据统计获得相关变量间

的条件概率分布。利用经验丰富的专家的先验知识来为网络节点分配赋值[15]，形成初始的概率分布。本文主要针对具有完整或不完整训练样本数据集的情况下的节点概率进行分析。假设样本训练集为 $S=\{S_1,S_2,\dots,S_m\}$，其中 $S_t=\{X_1=x_1,X_2=x_2,\dots,X_n=x_n\}$ 表示所有变量构成的向量 $\boldsymbol{X}(X_1,X_2,\dots,X_n)$ 的一个实例，若实例中确定了所有的变量的取值，则是一个完整的实例，否则将为不完整实例。

1）完整训练样本集的概率参数分析

对于完整训练样本集的概率参数分析，本文采用计算较为简单的最大似然估计方法来计算完整样本情况下的参数。在隐性知识测度模型中，假设 $P(X)$ 表示所有节点变量的联合概率密度，$\boldsymbol{\theta}$ 是节点各状态间的条件概率参数组 $(\theta_1,\theta_2,\dots,\theta_n)$ 的向量，已知完整的训练样本集 S，参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 的似然函数为

$$L(\boldsymbol{\theta}\mid S)=P(S\mid \boldsymbol{\theta})=\prod_{t=1}^{m}P(S_t\mid \boldsymbol{\theta}) \tag{1}$$

寻找合适的足够好的参数 $\boldsymbol{\theta}$ 使得似然函数 L 最大，此时的参数向量 $\boldsymbol{\theta}$ 就是该模型的概率参数。为方便计算，求解对数 $\log(L(\boldsymbol{\theta}\mid S))$ 函数值最大的参数向量 $\boldsymbol{\theta}$。

$$\log(L(\boldsymbol{\theta}\mid S))=\log(\prod_{t=1}^{m}P(S_t\mid \boldsymbol{\theta}))=\sum_{t=1}^{m}\log(P(S_t\mid \boldsymbol{\theta})) \tag{2}$$

2）不完整训练样本集的概率参数学习

主要运用期望最大化（EM）算法。在隐性知识测度模型中，假设 $\boldsymbol{\theta}$ 是节点概率参数组 $(\theta_1,\theta_2,\dots,\theta_n)$ 的向量，H 表示不完整的样本训练集，$Z=(H,G)$ 表示一个完整样本训练集，其中 G 是补全 H 的数据集，则有似然函数 $L(\boldsymbol{\theta}\mid Z)=L(\boldsymbol{\theta}\mid H,G)=P(H,G\mid \boldsymbol{\theta})$，EM 算法的目标就是要寻找合适的参数 $\boldsymbol{\theta}$，使得 $E(\log(L(\boldsymbol{\theta}\mid Z)))$ 的取值能够最大。

2.3 隐性知识测度模型的概率推理、排序及解释

利用网络模型结构及其参数在给定证据后计算某些节点取值的概率，就是贝叶斯网络推理，本文采用后验概率最大评判法来推理隐性知识的概率[16]。假设已知直接监测组成的信息集合 $\boldsymbol{V}(V_1,V_2,\dots,V_M)$ 和待识别的隐性知识 $T=(T_1,T_2,\dots,T_N)$，则该模型的概率推理就是计算 $P(T_i\mid \boldsymbol{V})$，并且选出概率值最大的某种类别的隐性知识 T_i 作为第一次推理结果，具体方法为判断 $P(T_i\mid \boldsymbol{V})\geq P(T_j\mid \boldsymbol{V})$，此时判别函数为 $r_i(\boldsymbol{V})=P(T_i\mid \boldsymbol{V})$。在第一次推理结果的基础上，将此时概率值最大的某种类别的隐性知识 T_l（其中 $l\neq i$）作为第二次推理结果；以此类推，获得隐性知识的概率值。该概率值反映了该个体具备此类隐性知识的可能性，若某种被识别完成的隐性知识可能出现的概率值 $P(T_i)$ 大于或等于满足实际要求所对应的阈值 λ，即 $P(T_i)\geq\lambda$，则标志着测试者拥有此种隐性知识，且拥有该隐性知识的测度值 K_i 可用该概率值表示，即 $K_i=P(T_i)$。

2.4 隐性知识测度模型的有效性测试

构建完成的隐性知识测度模型是否能够达到一定的准确度以满足企业的实际要求，须对该模型进行有效性检测。假设已知测试样本集 $D=(V_1,V_2,\dots,V_M,T)$，其中 V_i 表示感知到的直接信息，T 表示待识别的隐性知识类别，针对测试样本集 D 的每个样本实例 $d_i(v_{1i},v_{2i},\dots,v_{Mi},t_i)$，将直接信息的数据值 $(v_{1i},v_{2i},\dots,v_{Mi})$ 作为该模型输入端的硬证据，然后判断概率推理的结果输出值是否符合已知实际情况的样本值 t_i，即判断 $P(t_i\mid v_{1i},v_{2i},\dots,v_{Mi})\geq P(t_j\mid v_{1j},v_{2j},\dots,v_{Mj})$，其中 $i\neq j$，且 $0<i,j\leq n$，n 为待识别隐性知识种类的状态空间数。如果测试效果满足要求，则本次隐性知识测度模型的构建和测度完成；反之，则根据测试结果的反馈信息进行该测度模型的重新学习[14]，可以增大训练样本集的样本容量或调整贝叶斯网络拓扑结构，重新挖掘和选取各级指标等，直到满足要求为止。

3 算例应用分析

假设 L 企业是一家汽车研究开发和制造公司，拟在重庆建厂并设立技术研发部门，须招聘若干研发人员。通过初步筛选选出 20 名基本符合研发岗位职责要求的应聘者。在应聘者具备基本相同的条件的情况下，研发部主管要求人事部择优聘请学习能力较强的 10 名应聘者加入研发部门。在此情况下，人事部设计并搭建了一个测度学习能力的智能空间，并设计了一个专门测度学习能力的任务体系，构建了一个关于学习能力的基于贝叶斯网络的个体隐性知识测度模型，拟选出学习能力值最大的前 10 名作为最终的招聘结果。

3.1 情境任务设定

根据隐性知识测度模型的任务设计原则，设计 L 企业研发人员学习能力测度的任务体系如下：假设您已经是一名汽车发动机研发工程师，研发部拟于一周之内拆装完成一辆市面上已有的高档品牌汽车并进行相关测试、统计和学习等研究。现要求您利用研发办公室的相关资料和办公用品，学习和总结规划研发部一周的工作任务，并出具一份较为详细的关于待研究车辆与本公司车辆的对比分析报告。在此期间您需要完成以下若干具体事项：

a）挑选准备适合的办公用品，在研发部办公室内找一个自己喜欢的位置，摆放好自己的用具并安装自己熟悉的办公软件并适当进行简单的调试、检查；

b）阅读学习 L 企业内部资料，将研发部这一周的工作目标、主要内容、目标车辆主要信息、研发部参与人员、协调部门参与人员、参与人员的主要职责、时间节点要求等信息简要列出；

c）使用项目管理软件（如 Microsoft Project），结合内部资料中的工作内容和时间节点对研发部一周内的工作内容和时间进行合理规划；

d）研究学习待拆装车辆的详细信息以及 L 企业最新款汽车的详细信息，可使用网络查询所需资料也可自行寻找企业内部资料，将两者进行对比分析，得出一份详细的分析报告；

e）整理办公用品，将办公室物品归为原位。

确定以上事项完成无误后，您须要提交的材料至少包括一份要点信息、一份工作安排计划和一份分析报告等，提交完成

后即完成测度。

3.2　隐性知识测度模型的构建

3.2.1 贝叶斯网络拓扑结构构建

学习能力是指学习者运用已有的知识、智力、技能和经验通过有效的学习策略领会和掌握学习资料的能力，并将学习能力分为获取能力、整合能力、转换能力和应用能力四个纬度[17]；文献[18]指出学习能力分为知识获取、知识整合、知识利用与组织承诺等四个因素；文献[2]中提出研发人员隐性知识中学习能力主要包括阅读搜集信息的能力、熟练使用学习工具的能力、交流获取信息的能力和快速掌握知识的能力。这些分类方法基本符合本文的研究思路，但是考虑情境任务及直观监测测试者的表征行为，文献[2]中研发人员个体学习能力的指标更能清楚表达学习能力的种类。然而为了后续对贝叶斯网络结构的构建，需要将二级指标进行拓展，将无法直接测量的指标转变为可直接测量的指标项。

文献[19～21]中通过检测学习者眨眼频率、脑子活跃程度、面部表情及其情绪状态分析学习者在学习过程中的状态。同时学习者的技巧类隐性知识也会受到一定情感和健康状态的影响[22]。因此，根据上述文献整理调整以确定其三级指标（表 1）及其状态空间（表 2）。状态空间的确定可根据实际情况进行调整。然后对研发人员隐性知识中学习能力的贝叶斯网络拓扑结构进行构建，如图 3 所示。

表 1　研发人员学习能力三级活动

一级指标 T	二级指标 T_i	三级指标 V
学习能力	T_a 阅读搜集信息的能力	V_5 情绪状态
		V_6 注意力集中程度
		V_7 眼球转动频率
		V_8 脑部活跃程度
		V_9 查阅到实践所用时间
	T_b 熟练使用学习工具的能力	V_1 任务完成时间
		V_2 任务完成正确率
		V_{10} 使用学习工具的时间
		V_{11} 操作错误的次数
	T_c 交流获取情报的能力	V_3 主动发出疑问次数
		V_4 主动发出疑问频率
		V_5 情绪状态
		V_6 注意力集中程度
		V_7 眼球转动频率
		V_8 脑部活跃程度
	T_d 快速掌握知识的能力	V_6 注意力集中程度
		V_7 眼球转动频率
		V_8 脑部活跃程度
		V_9 从查阅到实践所用时间
		V_{12} 新知识的学习时间
		V_{13} 用新知识的任务完成时间
		V_{14} 用新知识的任务完成度
		V_{15} 用新知识的任务正确率

表 2　研发人员学习能力三级活动指标及其状态空间

三级活动指标	状态空间
V_1 任务完成时间	0~30min,30~60min,60min 以上
V_2 任务完成正确率	0~50%,50%~90%,90%~100%
V_3 主动发出疑问次数	0~5,6~10,11~20,21~30,30 以上
V_4 主动发出疑问频率	(0~5)/5min,(6~10)/5min,(11~20)/5min
V_5 情绪状态	紧张，放松，愉悦，伤心，兴奋
V_6 注意力集中程度	低，中，高
V_7 眼球转动频率	快，慢
V_8 脑部活跃程度	活跃，不活跃
V_9 从查阅到实践所用时间	0~5min,5~10min,10min 以上
V_{10} 使用学习工具的时间	0~5min,5~10min,10min 以上
V_{11} 操作错误的次数	0~3,4~6,7~9,10 以上
V_{12} 新知识的学习时间	0~5min,5~10min,10min 以上
V_{13} 用新知识的任务完成时间	0~5min,5~10min,10min 以上
V_{14} 运用新知识的任务完成度	0~50%,50%~70%,70%~100%
V_{15} 运用新知识的任务正确率	0~50%,50%~70%,70%~100%

3.2.2 贝叶斯网络节点参数学习

网络节点的概率参数训练要求输入学习能力值 $K_{学}$ 为 1 的若干老员工的样本数据以及学习能力值为 0 的老员工样本数据来对参数进行训练。其中样本容量越大，参数就越接近实际情况的取值，用于测度新员工学习能力的准确度就大幅提高。因此本文在采集若干老员工的样本数据基础上，主要运用仿真和运算软件 MATLAB，利用蒙特卡洛方法，按照正态分布的规律随机生成样本容量为 100 的样本集，并将此样本集投入训练该模型的网络节点参数。

①输入训练样本集。基于 MATLAB 平台，利用 Workspace 模块进行数据的存储，也可直接将数据从 Excel 表格中粘贴。

②管理训练样本集。训练样本集的结构定义如图 4 所示。定义此结构是为了方便采集数据和管理数据，在实地采集操作过程当中同样可以使用。

③计算节点概率。遍历所有样本，分别计算三级指标、二级指标、一级指标的概率。

④输出概率参数。计算完成所有指标的概率值后，训练样本集对参数的训练即算完成。此时只需输入新的测试样本数据集就可以计算新的样本的三级指标概率，以及后续的二级、一级指标的概率，完成隐性知识的测度。各节点概率参数值如图 5 所示。

3.3　隐性知识测度模型的有效性测试

随机从有效性测试集中选取 10 个具有学习能力的样本和 10 个不具有学习能力的样本，将这 20 个样本数据投入模型当中进行概率推理，求得样本的一级指标概率即学习能力值大小，然后按照学习能力值大小进行排序，最后对比排序前后的结果并依据结果分析模型的有效性。检测样本集的学习能力概率计算结果如表 3 所示。其中 1～10 号为从具有学习能力的样本中随机抽选的样本，11～20 号为从不具有学习能力的样本中随机抽选的样本。

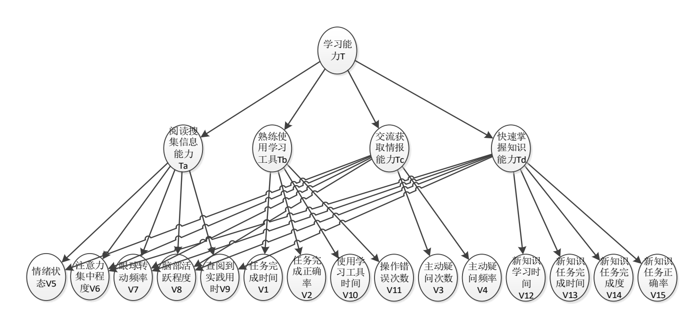


图 3　研发人员学习能力测度的拓扑及结构

阅读搜集信息的能力					
A1	A2	A3	A4	A5	A
情绪状态	注意力集中程	眼球转动频率	脑部活跃程度	从查阅到实践所用时间	有无该能力
1：紧张	1：低	1：快	1：活跃	1：0~5min	1：有
2：放松	2：中	2：慢	2：不活跃	2：5~10min	2：无
3：愉悦	3：高			3：>10min	
4：伤心					
5：兴奋					

(a)阅读搜集信息能力数据表

交流获取情报的能力						
B1	B2	B3	B4	B5	B6	B
主动疑问次数	主动疑问频率	情绪状态	注意力集中度	眼球转动频率	脑部活跃程度	有无该能力
1：0~5	1:(0~5)/min	1：紧张	1：低	1：快	1：活跃	1：有
2:6~10	2:(6~10)/min	2：放松	2：中	2：慢	2：不活跃	2：无
3:11~20	3:(11~20)/min	3：愉悦	3：高			
4:21~30		4：伤心				
5：>30		5：兴奋				

(b)交流获取情报能力数据表

熟练使用学习工具的能力				
C1	C2	C3	C4	C
任务完成时间	任务正确率	使用工具时间	操作错误次数	有无该能力
1:0~30min	1:1~50%	1:1~5min	1:0~3	1：有
2:30~60min	2:51~90%	2:5~10min	2:4~6	2：无
3：>60min	3:91~100%	3：>10min	3:7~9	
			4:>10	

(c)熟练使用学习工具数据表

快速掌握知识的能力								
D1	D2	D3	D4	D5	D6	D7	D8	D
注意力集中程	眼球转动频率	脑部活跃程度	从查阅到实践所用时间	新知识的学习时间	运用新知识的任务完成时间	运用新知识的任务完成度	运用新知识的任务正确率	有无该能力
1：低	1：快	1：活跃	1：0~5min	1:0~5min	1:0~5min	1:0~50%	1:0~50%	1：有
2：中	2：慢	2：不活跃	2：5~10min	2：5~10min	2：5~10min	2:50~70%	2:50~70%	2：无
3：高			3：>10min	3：>10min	3：>10min	3:70~100%	3:70~100%	

(d)快速掌握知识能力数据表

图 4　训练样本集的结构定义图

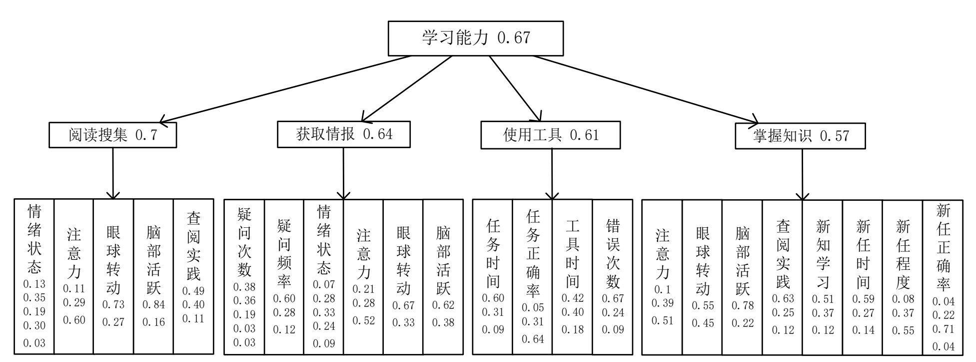


图 5　贝叶斯网络节点概率参数

表 3　检测样本集的测度结果

样本序号	$K_{学}$	样本序号	$K_{学}$
1	0.7188	11	0.3492
2	0.6961	12	0.0841
3	0.6695	13	0.5678
4	0.3834	14	0.5821
5	0.6876	15	0.3215
6	0.6397	16	0.6774
7	0.6960	17	0.4983
8	0.5496	18	0.3911
9	0.7055	19	0.5731
10	0.6133	20	0.3635

在本案例当中，将 0.5 作为划分有无学习能力的阈值，即认为学习能力测度值大于 0.5 的样本是有学习能力的，小于等于 0.5 的样本是没有学习能力的，那么本次测度的正确率可统计为 75%。正确率随着划分标准的改变而改变，因此划分标准须根据实际情况和实际要求来确定。

另一种正确率统计方法则是将样本按照学习能力值大小进行排序，理论上 1～10 号样本仍应当排在前十位，而 11～20 号样本则仍应当排在后十位。检测样本集的排序结果如表 4 所示。

由表可知，4、8、14、16 号样本均出现了异常，4、8 号样本被排在了后十位，14、16 号样本则被排在了前十位，其余排序均与理论情况一致。因此可判断本次该模型的测度正确率为 80%。若需求方满足约 75%～80%的测度正确率，则该模型具备有效性，可投入进行测试数据集的测度计算。

表 4　测试样本集的排序结果

排序序号	样本序号	$K_{学}$	排序序号	样本序号	$K_{学}$
1	1	0.7188	11	19	0.5731
2	9	0.7055	12	13	0.5678
3	2	0.6961	13	**8**	**0.5496**
4	7	0.6960	14	17	0.4983
5	5	0.6876	15	18	0.3911
6	**16**	**0.6774**	16	**4**	**0.3834**
7	3	0.6695	17	20	0.3635
8	6	0.6397	18	11	0.3492
9	10	0.6133	19	15	0.3215
10	**14**	**0.5821**	20	12	0.0841

若需求方不能满足约 75%～80%的测度正确率，则须增大训练样本集的样本容量或调整贝叶斯网络拓扑结构，重新挖掘和选取各级指标等，其中增大训练样本集的样本容量是最简单有效的提高正确率的方法。本文认为约 75%～80%的测度正确率可以满足要求，可进行下一步的实际测度。

3.4　隐性知识测度模型的概率推理、排序及解释

此前 20 名应聘人员的测度数据组成了测试数据集.利用已经构建完成的贝叶斯网络拓扑结构和训练完成的概率节点参数，对测度数据进行概率推理得到的概率值即学习能力值如表 5 所示。

表 5　应聘人员的学习能力值

应聘人员	$K_{学}$	应聘人员	$K_{学}$
1	0.4851	11	0.2529
2	0.4790	12	0.7209
3	0.6680	13	0.2933
4	0.6686	14	0.4730
5	0.5781	15	0.5588
6	0.3997	16	0.6153
7	0.5830	17	0.7063
8	0.6491	18	0.3564
9	0.6986	19	0.7054
10	0.3926	20	0.5104

对此 20 人按照学习能力值的大小，由大到小进行排序，排序所得结果如表 6 所示。绘制成图如图 6 所示。

根据图 6 所得结果以及公司要求，选择学习能力值排序结果的前十人作为此次招聘的招聘结果，即学习能力值 $K_{学} > 0.57$ 的应聘人员，分别是序号为 12、17、19、9、4、3、8、16、7、5 的应聘人员，其学习能力依次由大到小。L 企业研发部门最终可将这十人招聘为正式员工。若还有其他隐性知识或能力的要求可继续构建新的符合实际情况的隐性知识测度模型来进行筛选、选拔。

表 6　应聘人员学习能力排序

应聘人员	$K_{学}$	应聘人员	$K_{学}$
12	0.7209	15	0.5588
17	0.7063	20	0.5104
19	0.7054	1	0.4851
9	0.6986	2	0.4790
4	0.6686	14	0.4730
3	0.6680	6	0.3997
8	0.6491	10	0.3926
16	0.6153	18	0.3564
7	0.5830	13	0.2933
5	0.5781	11	0.2529

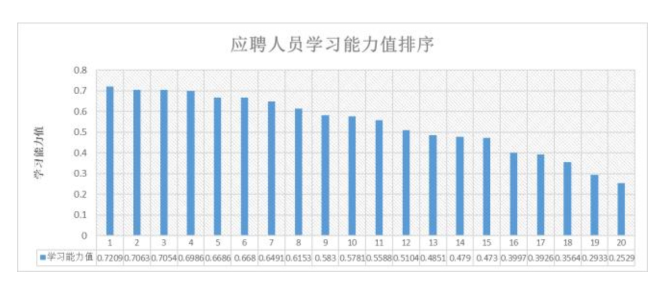


图 6　应聘人员学习能力值排序

若设置一个阈值 λ=0.5，则这一批参与学习能力测度的应聘人员中有 12 人（12、17、19、9、4、3、8、16、7、5、15、20）有学习能力，剩下的 8 人（1、2、14、6、10、18、13、11）则被判定为没有学习能力。若设置一个阈值 λ=0.7，则这一批参与学习能力测度的应聘人员中就只有 3 人具有学习能力，其余 17 人则被判定为没有学习能力。

4　结束语

本文以个体测试者的隐性知识测度为例，通过设置有传感器设备支持的智能空间和按照活动指标构建的任务体系来监测测试者在完成任务的过程中其隐性知识所表现出的直接观测信息（即活动指标），并利用贝叶斯网络（BN）方法构建了研发人员个体隐性知识拓扑结构和确定各节点概率的参数；并在 BN 概率推理的基础上，结合隐性知识测度的具体情况，加入了概率排序和概率解释，创造性地将概率推理所得概率值定义为隐性知识测度值即，为测度模型增加了功能性和可用性。最后以 L 企业研发部的招聘活动为例，结果表明研发人员个体隐性知识测度模型的有效性约为 75%～80%，在训练样本较少的情况下拥有较高的正确性，为 L 企业的招聘活动提供了可靠的技术支持。该算例证明了基于贝叶斯网络的个体隐性知识测度模型对隐性知识进行客观量化测度具有可行性。

本文在贝叶斯网络拓扑结构构建时只以研发人员为例进行了指标探索，并没有涉及到其他领域的人员；后续研究中或可尝试引入带有时序性的动态贝叶斯网络来对隐性知识进行测度，也可尝试利用算法对贝叶斯网络拓扑结构进行智能学习，进一

步去除专家先验知识或其他环节可能产生的主观性，从多个角度出发来使得隐性知识的测度更加具备客观性、科学性和先进性。

参考文献：

[1] 张雯，王正斌．隐性知识对企业竞争优势的作用研究 [J]．预测, 2012, 31 (6): 66-70.

[2] 李永周，彭璟．企业研发团队个体隐性知识测度及其应用研究 [J]．科技管理研究, 2012, 32 (18): 183-187.

[3] Wagner R K. Tacit knowledge in everyday intelligence behavior [J]. Journal of Personality and Pscyhology, 1987, 52: 1236-1247.

[4] Leonard N, Insch G S. Tacit knowledge in academia: a proposed model and measurement scale [J]. The Journal of psychology, 2005, 139 (6): 495.

[5] Ryan S, O'Connor R V. Development of a team measure for tacit knowledge in software development teams [J]. The Journal of Systems and Software, 2009, 82 (2): 229-240.

[6] Cianciolo A T, Grigorenko E L, Jarvin L, *et al.* Practical intelligence and tacit knowledge: advancements in the measurement of developing expertise [J]. Learning & Individual Differences, 2006, 16 (3): 235-253.

[7] Grigorenko E L, Sternberg R J, Strauss S. Practical intelligence and elementary-school teacher effectiveness in the United States and Israel: measuring the predictive power of tacit knowledge [J]. Thinking Skills & Creativity, 2006, 1 (1): 14-33.

[8] Lubit R. The keys to sustainable competitive advantage: tacit knowledge and knowledge management [J]. Organizational Dynamics, 2001, 29 (3): 164-178.

[9] 马伟群，姜艳萍，康壮．知识管理中个体知识能力的一种模糊测评方法 [J]．东北大学学报, 2004 (7): 711-714.

[10] 单伟，张庆普，刘臣．企业内部隐性知识流转网络探析 [J]．科学学研究, 2009, 27 (2): 255-261.

[11] 邹雅婧．企业员工个体隐性知识测评研究 [D]．长春：东北师范大学, 2013.

[12] 张凌．基于认知地图的隐性知识表达与共享——广义认知地图与狭义认知地图 [J]．情报理论与实践, 2012, 35 (2): 72-76.

[13] Drucker P F. Post-capitalist society [M]. Harper Collins Publishers, 1994.

[14] 张庆生，齐勇，侯迪，等．基于隐马尔可夫模型的上下文感知活动计算 [J]．西安交通大学学报, 2006, 40 (4): 398-401.

[15] 乔秀全，李晓峰，廖建新，等．基于贝叶斯网络的业务上下文认知模型构建方法 [J]．电子与信息学报, 2008, 30 (2): 464-467.

[16] 禹明刚，王智学，何红悦．军事通信领域上下文本体建模及不确定性推理 [J]．指挥控制与仿真, 2014 (4): 7-11.

[17] 谢洪明，张颖，程聪，等．网络嵌入对技术创新绩效的影响：学习能力的视角 [J]．科研管理, 2014, 35 (12): 1-8.

[18] 辛宇，郑鑫，叶明海．组织学习能力对知识创新的影响研究 [J]．江淮论坛, 2014 (1): 159-163.

[19] Lee C C, Mower E, Busso C. Emotion recognition using a hierarchical binary decision tree approach [J]. Speech Communication, 2011, 53 (9): 1162-1171.

[20] 陶小梅，牛秦洲．情感学习中基于检测眨眼频率和贝叶斯网络的情感分类算法 [J]．计算机科学, 2013, 40 (12): 287-291.

[21] 刘伟朋，陈雁翔，孙晓．基于表情符号的中文微博多维情感分类的研究 [J]．合肥工业大学学报：自然科学版, 2014 (7): 803-807.

[22] 李素科，蒋严冰．基于情感特征聚类的半监督情感分类 [J]．计算机研究与发展, 2013, 50 (12): 2570-2577.